



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

C O N T R O L A N D D E C I S I O N



基于混合策略改进的樽海鞘群算法

梁成龙, 陈志环

引用本文:

梁成龙, 陈志环. 基于混合策略改进的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2541–2550.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0436>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging
控制与决策. 2021, 36(5): 1173–1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

基于自适应正态云模型的灰狼优化算法

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model
控制与决策. 2021, 36(10): 2562–2568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233>

求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications
控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm
控制与决策. 2021, 36(7): 1558–1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

一种自适应拟牛顿-状态转移混合智能优化算法及应用

A hybrid state transition optimization algorithm based on adaptive quasi-newton method and its application
控制与决策. 2021, 36(10): 2451–2458 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0214>

基于混合策略改进的樽海鞘群算法

梁成龙^{1,2}, 陈志环^{1,2†}

(1. 武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 武汉 430081;

2. 武汉科技大学 机器人与智能系统研究院, 武汉 430081)

摘要: 针对樽海鞘群算法(SSA)在求解复杂优化问题时存在的易陷入局部最优、收敛精度低等缺点,提出一种基于混合策略改进的樽海鞘群算法(ISSA)。首先,采用 Sobol 序列实现樽海鞘种群的初始化,使初始种群在解空间中分布更加均匀,进而提高算法的全局寻优能力;其次,在领导者位置更新阶段引入步长控制因子,根据不同寻优时期自动调节领导者的搜索范围,有效平衡算法的全局搜索与局部搜索;然后,采用改进的透镜成像策略对领导者进行映射,避免算法陷入局部最优;此外,在追随者位置更新阶段,引入一种自主选择追随机制,改善追随者的盲从性,以提高算法的收敛精度;最后,与其他几种代表性优化算法在 12 个基准测试函数上进行仿真实验对比,并进行 Wilcoxon 秩和检验,实验结果表明所提出 ISSA 在收敛速度和精度上有明显提升,相较于其他优化算法具有更好的寻优效果和稳定性。另外,通过两个工程设计案例实验进行测试,进一步验证了所提出 ISSA 的可行性和适用性。

关键词: 樽海鞘群算法; Sobol 序列; 步长控制因子; 透镜成像; 自主追随; Wilcoxon 秩和检验

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0436

引用格式: 梁成龙, 陈志环. 基于混合策略改进的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2541-2550.

Improved salp swarm algorithm based on hybrid strategy

LIANG Cheng-long^{1,2}, CHEN Zhi-huan^{1,2†}

(1. Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China; 2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of salp swarm algorithm (SSA) in solving complex optimization problems, such as easy to fall into local optimization and low convergence accuracy, an improved salp swarm algorithm (ISSA) based on hybrid strategy is proposed. Firstly, Sobol sequence is used to initialize the population of Tarpa scabbard, making the initial population more evenly distributed in the solution space, thereby improving the global optimization ability of the algorithm. Secondly, in the leader position update stage, a step size control factor is introduced to automatically adjust the leader's search range according to different optimization periods, effectively balancing the global search and local search of the algorithm. Then, an improved lens imaging strategy is used to map leaders to avoid the algorithm falling into local optimization. In addition, in the follower position update stage, an autonomous selection following mechanism is introduced to improve the blind obedience of the follower to improve the convergence accuracy of the algorithm. Finally, compared with other representative optimization algorithms, simulation experiments are conducted on 12 benchmark test functions, and Wilcoxon rank sum test is conducted. The experimental results show that the ISSA proposed has significant improvement in convergence speed and accuracy, and has better optimization effect and stability compared with other optimization algorithms. In addition, two engineering design case experiments are conducted to further verify the feasibility and applicability of the proposed ISSA.

Keywords: salp swarm algorithm; Sobol sequence; step size control factor; lens imaging; adaptive follow; Wilcoxon rank sum test

收稿日期: 2023-04-08; 录用日期: 2023-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62203339, 62073250, 62003249, 62173262); 湖北省重点研发计划项目 (2020BAB021).

责任编辑: 陈家伟.

†通讯作者. E-mail: czh@wust.edu.cn.

*本文附带电子附录文件,可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

随着科学技术的不断发展,各类实际应用问题与优化问题的复杂和规模程度越来越大,传统的优化问题求解方法已经不适用于求解复杂问题或难以满足高精度求解的需求.近些年来,受自然界中各类生物群体行为启发而提出的群集智能算法受到了国内外学者的广泛关注,如粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[1]、蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm, BOA)^[2]、蝙蝠优化算法(bat algorithm, BA)^[3]等.该类算法因其原理简单、灵活度高、求解高效等优点已被广泛应用于求解优化问题以及其他各种科学领域.

樽海鞘群算法(salp swarm algorithm, SSA)^[4]是一种新型群体智能算法,该算法模拟了海洋生物樽海鞘的群体觅食行为,具有控制参数少、易于实现、计算量小的优点,已被成功应用于图像处理^[5]、特征选择^[6]、参数优化^[7]等领域.

然而,经过进一步的研究,樽海鞘群算法在解决复杂优化问题时具有收敛精度不够高、易陷入局部最优等不足^[8].相关学者针对其不足作出了改进,如文献[9]在标准SSA的领导者位置更新机制中引入差分变异操作,提高了算法全局优化能力,加快了算法的收敛速度;文献[10]提出了一种基于疯狂自适应的樽海鞘群算法,采用混沌映射进行种群初始化,提高了个体多样性,在领导者位置更新中引入疯狂算子进行扰动,提高了算法的开发能力;文献[11]提出了一种基于自适应正态云模型的SSA,利用正态云模型机制帮助算法跳出局部最优,提高了算法的多样性和搜索精度.

由“没有免费午餐”定理可知:不存在一种算法适用于任何优化问题的求解.因此,对算法进行不同角度的改进是非常有意义的.为了解决标准SSA收敛精度低、易陷入局部最优的问题,本文提出一种混合策略改进的樽海鞘群算法(ISSA).首先,在种群初始化阶段,采用Sobol序列代替标准SSA中的随机序列,使初始种群更均匀遍历地分布在整个解空间,提高初始种群质量;其次,在领导者位置更新阶段引入步长控制因子,用来平衡算法的开采和勘探;然后,使用改进的透镜成像策略对领导者进行映射,避免算法陷入局部最优;最后,在追随者位置更新阶段引入自主追随机制,减少追随者的盲从性,提高算法的收敛精度.通过求解12个基准测试函数和2个工程设计案例,并与其他优化算法进行对比,验证了ISSA的有

效性和可行性.

1 樽海鞘群算法

樽海鞘是海洋中的一种透明桶状生物,通过吸收和喷射海水推动自己移动.SSA通过模拟樽海鞘群体的链状觅食行为,建立了一条樽海鞘链^[4].樽海鞘链中的个体可分为两部分:领导者和追随者,领导者位于樽海鞘链的最前端,起领头作用,带领整个樽海鞘群体在海洋中(解空间)搜索食物源;追随者呈链状逐个相连接,直接或间接地跟随领导者.通过个体之间的信息相互传递,找出食物源(全局最优位置).

樽海鞘群算法具体过程描述如下.

1) 种群初始化.

樽海鞘群在 D 维搜索空间中定义,种群规模设置为 N , F 为食物源(初始适应度值最优的个体位置).根据解空间中每个维度的上下限,按下式进行初始种群位置的随机获取:

$$X_{N \times D} = \text{rand}(N, D) \times (\text{ub}_j - \text{lb}_j) + \text{lb}_j, \quad (1)$$

其中 ub 和 lb 分别为搜索空间的上下界.

2) 领导者位置更新.

领导者带领整个樽海鞘群呈链状朝着食物(最优解)的位置移动,其位置更新公式如下:

$$x_j^i = \begin{cases} F_j + c_1((\text{ub}_j - \text{lb}_j)c_2 + \text{lb}_j), & c_3 \geq 0.5; \\ F_j - c_1((\text{ub}_j - \text{lb}_j)c_2 + \text{lb}_j), & c_3 < 0.5. \end{cases} \quad (2)$$

其中:领导者 $i = 1$; x_j^i 为领导者 i 在第 j 维的位置; c_2 和 c_3 为 $[0, 1]$ 之间的随机数,分别控制移动的方向和步长; F_j 为食物源在第 j 维的位置; c_1 为控制参数,具体表达式为

$$c_1 = 2e^{-(4t/T)^2}. \quad (3)$$

其中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数.

3) 追随者位置更新.

在樽海鞘链状结构中,每个追随者在前一个樽海鞘个体的位置基础上进行移动,更新公式为

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^{i-1} + x_j^i). \quad (4)$$

其中:追随者 $i \geq 2$; x_j^{i-1} 和 x_j^i 分别为第 $i-1$ 个追随者个体和第 i 个追随者个体在第 j 维的位置.

综上所述,樽海鞘群呈链状依次更新领导者和追随者的位置,然后计算每个位置对应的适应度值,若出现比当前最优位置更好的适应度值,则将其位置替换为最优位置.不断重复该步骤,直到迭代次数达到最大或找到最优解.

2 基于混合策略改进的樽海鞘群算法

为了改善SSA的不足,本文改用Sobol序列对种群进行初始化,提高初始解的质量;通过引入步长因子平衡算法的开采和勘探,提高算法的收敛速度;引入改进的透镜成像策略增强种群多样性,提高算法跳出局部最优的能力;采用一种自主追随机制改善追随者的盲从性,提高算法收敛精度.基于此,提出一种混合策略改进的樽海鞘群算法.

2.1 Sobol序列初始化

群体智能算法初始种群的质量在很大程度上影响着算法性能.在处理分布未知的问题时,更加均匀的分布有利于算法更快地进入寻优区间,从而提升算法收敛速度与精度.而SSA采用随机序列初始化种群,在解空间中分布不均匀,影响算法性能.本文在初始化阶段引入Sobol序列来改善这一不足.

Sobol序列是一种低偏差序列,分布更加均匀遍历,在处理高维度序列问题上也具有更高的效率^[12].在种群规模 $N = 500$ 的条件下,设置上下限分别为1和0,生成的Sobol序列分布如图1(a)所示,与图1(b)中的随机序列分布相比,Sobol序列在解空间中的分布更加均匀,覆盖更加完整.

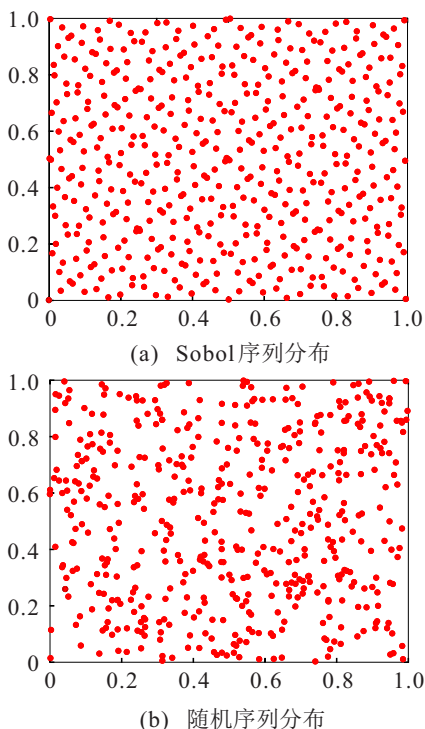


图1 Sobol序列与随机序列个体分布

2.2 引入步长控制因子

由SSA原理可知:领导者在整个群体的觅食过程中起着至关重要的作用,引领着整个群体进行移动.而由标准SSA领导者位置更新公式可知:领导者在解空间中的搜索范围没有任何限制,使得算法在迭

代前期不能快速找到食物源,后期不能精确地逼近最优位置,甚至还有可能跳出最优位置.

为了改善这一不足,本文在领导者位置更新阶段引入步长控制因子,使其搜索范围随着迭代次数的增加而变小,使算法在迭代前期更注重全局搜索,后期进行更精确的局部搜索,从而更好地逼近最优值.引入步长因子的领导者位置更新公式如下:

$$x_j^i = \begin{cases} w \times (F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j)), & c_3 \geq 0.5; \\ w \times (F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j)), & c_3 < 0.5. \end{cases} \quad (5)$$

其中步长控制因子

$$w = \left(1 - \frac{t}{T+1}\right)^2 e^{-3\pi(t/T)}. \quad (6)$$

步长控制因子的引入有效地平衡了算法的开采和勘探,提高了算法性能.

2.3 改进透镜成像策略

在标准SSA中,领导者樽海鞘在算法整个搜索过程中引领着群体朝着食物源的方向移动,很大程度上决定了算法的寻优性能.然而领导者仅依靠每次迭代后的食物源位置来引导自己的移动,但由于没有先验知识,很难确定当前食物源是否为全局最优.若当前食物源为局部最优解,则会导致领导者带领整个群体朝着局部最优解移动,致使算法陷入局部最优,降低了算法的寻优性能.

为解决该问题,本文引入一种改进的透镜成像策略,对领导者樽海鞘进行透镜映射以得到其反向个体.大量研究表明:对于算法中的个体,其反向解在部分维度上的位置更靠近最优解^[13].因此,通过将其反向解与领导者个体位置相结合,找出对应问题更好的候选解,可有效避免算法陷入局部最优.

透镜成像的原理如图2所示,在确定空间内,坐标轴上有一个 $[a, b]$ 的区间限制,此区间内有一个个体 p 的高度为 h ,在 x 轴上的投影为 x ;在点 $O = (a + b)/2$ 处存在一个焦距为 f 的凸透镜;点 P 通过透镜映射到点 p^* 处, p^* 在 x 轴上的投影为 x^* .此时, x^* 即为 x 通过透镜映射到 x 轴上的反向个体.

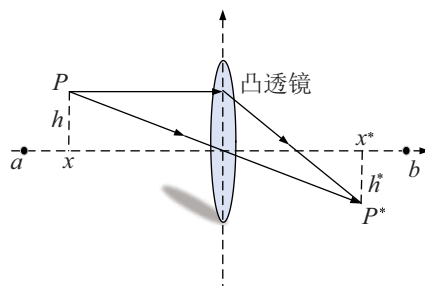


图2 透镜成像原理

个体 x 通过映射得到其自身的反向解 x^* , 其数学原理如下:

$$\frac{\frac{a+b}{2} - x}{x^* - \frac{a+b}{2}} = \frac{h}{h^*}. \quad (7)$$

令 $h/h^* = n$, n 为缩放因子, 对式(7)进行变化可得到反向解 x^* 的计算公式为

$$x^* = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2n} - \frac{x}{n}. \quad (8)$$

将二维透镜映射推广到 D 维的樽海鞘群算法上, 用每个维度的上下限 ub 、 lb 替换 a 和 b , 可得

$$x_j^* = \frac{ub_j + lb_j}{2} + \frac{ub_j + lb_j}{2n} - \frac{x_j}{n}. \quad (9)$$

此外, 为了充分利用当前领导者的位置信息, 在透镜映射过程中采用高斯扰动算子对 x_j 进行扰动以得到新的位置向量, 即

$$x_j^* = \frac{ub_j + lb_j}{2} + \frac{ub_j + lb_j}{2n} - \frac{\text{Gauss}(0, 1)x_j}{n}. \quad (10)$$

由高斯分布概率特性可知: 大多数高斯算子在小范围内进行扰动, 可以提升算法跳出局部最优的能力; 少数算子在远离自身的位置扰动, 提高了种群多样性。

标准透镜成像中, 缩放因子 n 一般设计为一个固定值进行映射, 不利于算法全时期进行充分映射. 由式(10)可知, 当缩放因子 n 较小时, 能产生距离更远的反向映射个体. 相反, 当其较大时, 产生较近的反向解. 由此, 提出自适应缩放因子

$$n = (e^{\sqrt{t/T}})^{30}. \quad (11)$$

缩放因子 n 随着迭代次数增加而变大, 使得透镜映射的反向解范围越来越小, 也与引入步长控制因子的领导者搜索范围相对应。

考虑到无法判断通过透镜映射得到的反向解是否优于原来个体, 采用贪心保留策略进行新旧个体的比较筛选, 留下适应度值更好的个体。

2.4 自主追随机制

在标准 SSA 中, 由樽海鞘群体的链状结构以及追随者位置更新公式(4)可知, 第 i 个樽海鞘个体的位置更新只受前一个个体的位置影响, 但这是一种盲目追随的行为, 若前一个个体的位置较差, 则导致算法整体搜索效率降低。

针对这一缺点, 本文将追随者位置更新公式改为一种自主追随机制, 通过对比当前樽海鞘个体与前一个个体的适应度值, 根据不同比较结果, 选择不同的位置更新机制. 具体过程如下。

1) 加速追赶机制.

当前一个体的适应度值优于当前个体时, 采用加速追赶机制进行位置更新, 即

$$x_j^{i*} = 0.5rd \times x_j^i + (1 - 0.5rd) \times x_j^{i-1}. \quad (12)$$

2) 远离机制.

当前一个体的适应度值比当前个体差时, 表明其位置较差, 此时采用远离机制使当前个体朝着反方向游动, 有

$$x_j^{i*} = x_j^i + rd \times (x_j^{i-1} - x_j^i). \quad (13)$$

3) 空翻机制.

当前一个体与当前个体适应度值接近时, 无法对当前个体进行引导, 搜索陷入停滞阶段. 受蝠鲞觅食算法所启发, 在此时引入一种空翻策略同时对两个个体进行位置更新。

空翻策略是蝠鲞觅食时一种有效的移动方式, 将食物的位置当作一个中点^[14], 围绕这一中点进行空翻到中点对面的某一位置. 数学模型如下:

$$x_j^{i*} = x_j^i + s \times (rd_1 \times \text{FoodPosition} - rd_2 \times x_j^i). \quad (14)$$

其中: rd 为区间 $[0, 1]$ 间的随机数, 体现了不同个体对位置继承的随机差异; s 为空翻因子, 控制空翻的幅度, 一般取 $s = 2$; FoodPosition 为食物源位置。

由式(14)可以看出, 每个进行空翻的个体都有可能移动到新搜索空间中的任何位置. 该位置位于当前位置与其围绕食物源的对称位置之间, 且随着迭代的进行, 当前位置与食物源位置越来越接近, 空翻的幅度也会减小, 所有个体逐渐逼近最优解. 樽海鞘个体空翻移动示意图如图3所示。

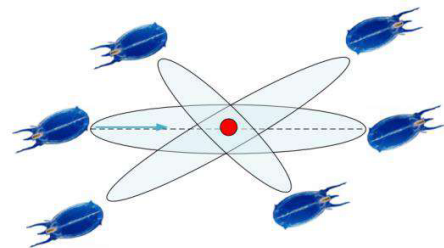


图3 樽海鞘空翻策略示意图

引入自主追随机制后, 可有效改善追随者在位置更新时的盲目性, 使其可以根据与前一个体的适应度值差异有选择性地位置更新. 此外, 空翻策略的引入, 也提高了算法的多样性和收敛性。

2.5 ISSA 实现步骤

ISSA 的实现步骤如下。

step 1: 初始化 ISSA 参数, 包括种群规模 N 、问题

维度 D 、最大迭代次数 T 、初始值上下限 ub 和 lb 。

step 2: 用 Sobol 序列对种群进行初始化。

step 3: 计算每个个体的适应度值, 将当前种群适应度值最好的个体作为食物源。

step 4: 若 $i = 1$, 则根据迭代次数计算步长控制因子 w , 再由式 (5) 更新领导者位置。

step 5: 采用透镜成像策略对领导者樽海鞘进行映射得到其反向解, 并用贪心策略选择性保留。

step 6: 若 $i \geq 2$, 则利用自主追随机制, 根据不同的适应度值差异, 选取不同机制更新追随者位置。

step 7: 计算所有个体位置的适应度值, 若出现比当前最优解更好的个体, 则进行食物源替换。

step 8: 判断结束条件, 若满足条件, 则结束迭代, 输出最优解; 若不满足, 则返回执行 step 4。

2.6 ISSA 时间复杂度分析

时间复杂度是分析算法计算效率的重要指标, 本文采用大 O 计算法分析 ISSA 的时间复杂度。设 SSA 种群大小为 N , 最大迭代次数为 T_{\max} , 个体维度为 n , 求解适应度函数并排序的时间为 $f(n)$, 初始参数设置时间为 t_1 , 产生随机数的时间为 t_2 。由文献 [15] 可得标准 SSA 时间复杂度为

$$T = O(n + f(n)). \quad (15)$$

在本文提出的 ISSA 改进算法中, 设算法初始参数以及参数设置时间均与标准 SSA 一致。此外, 将 Sobol 序列初始化的时间设为 e_1 , 则 ISSA 初始化阶段时间复杂度为

$$T'_1 = O(e_1 + t_1 + N(f(n) + nt_2)) = O(f(n) + n). \quad (16)$$

在 ISSA 领导者位置更新阶段, 设生成步长因子 w 的时间为 e_2 , 产生参数 c_1, c_2, c_3 的时间与 t_2 一致, 且由式 (5) 更新每一维领导者位置的时间设为 t_3 , 使用改进透镜成像策略映射的时间为 e_3 , 则该阶段时间复杂度为

$$T'_2 = O(n(3t_2 + t_3 + e_2 + e_3)) = O(n). \quad (17)$$

在 ISSA 追随者位置更新阶段, 追随者个体数量为 $N - 1$, 设比较适应度值时间为 e_4 , 根据 3 种不同机制更新位置的时间一致, 均设为 e_5 , 则该阶段时间复杂度为

$$T'_3 = O((N - 1)n(e_4 + e_5)) = O(n). \quad (18)$$

设个体在每个维度的边界控制时间为 t_5 , 计算适应度值时间为 $f(n)$, 比较并替换食物源位置时间为

t_6 , 则边界控制阶段时间复杂度为

$$T'_4 = O(N(nt_5 + f(n) + t_6)) = O(n + f(n)). \quad (19)$$

综上, ISSA 的总时间复杂度为

$$T' = T'_1 + T_{\max}(T'_2 + T'_3 + T'_4) = O(n + f(n)). \quad (20)$$

根据以上分析可知, 本文针对标准 SSA 的不足提出的一系列改进策略没有增加算法的时间复杂度, 并不影响算法的执行效率。

3 仿真实验与结果分析

本文在 Matlab R2017a 软件上进行仿真实验。为了验证本文所提出的改进算法的性能优劣, 设定种群规模 N 为 30, 最大迭代次数 T_{\max} 为 500 进行仿真实验。实验采用 12 个基准测试函数进行数值仿真。

3.1 整体寻优性能分析

为了验证 ISSA 的可行性, 将 ISSA 与标准 SSA、两种改进的经典优化算法 AWPSO^[1]、SCGSA^[16] 以及近几年提出的新型群智能算法 BOA^[2]、BA^[3] 作性能对比。为了体现公平性, 将各算法独立运行 30 次, 取 30 次实验结果的最优值和平均值作为性能评价指标, 对所提出算法进行性能测试。各算法参数设置如下: 本文提出的 ISSA 与标准 SSA 参数设置一致, 无需另增参数; 在 AWPSO 中, $w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.4, a = 0.000\ 035, b = 0.5, c = 0, d = 1.5$; 在 SCGSA 中, $G_0 = 100, a = 20$; 在 BOA 中, $p = 0.8, a = 0.1, c = 0.01$; 在 BA 中, $f_{\max} = 2, f_{\min} = 0, \gamma = 0.5, a = 0.5, \varepsilon \in [-1, 1]$ 。实验结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 对于单峰函数 $F_1 \sim F_6$, 除了在 F_6 上, 寻优精度与 SSA 相差不多, 在其他大多数函数上, 无论是最优值还是平均值, ISSA 都要比其他算法表现更好, 且对比标准 SSA, 寻优性能有大幅提升, 表明本文提出的改进策略大大提高了樽海鞘群算法的开发能力。对于多极值函数 $F_7 \sim F_{12}$, 存在着大量局部最优值, 为其求解带来了很大困难。然而 ISSA 相较于其他算法在大多数函数上都有着最优的收敛精度, 且在 F_8, F_9 上, 找到了理论最优值, 表明改进算法 ISSA 在面对多极值问题时也能有效进行求解。考虑到多极值函数的特点, 验证了 ISSA 的探索能力和跳出局部最优能力的优越性。

3.2 算法收敛性分析

为了更直观地展现算法的性能优劣, 图 4 给出了 6 种算法在部分测试函数上的收敛曲线。由收敛曲线可直观看出: ISSA 曲线在迭代初期会有一段明显下降, 归功于引入的 Sobol 序列增加了初始种群的质量,

表1 ISSA与其他优化算法对比结果

Function	Performance	ISSA	SSA	AWPSO	SCGSA	BA	BOA
F_1	Min	2.634 05e-57	3.071 74e-08	2.431 55	59.939 3	0	1.099 75e-11
	Ave	8.713 5e-53	2.589 71e-07	7.472 59	138.525	1.669 51	1.285 47e-11
F_2	Min	1.246 4e-29	0.087 979 4	6.700 92	2.595 13e-08	0.037 91	1.120 01e-09
	Ave	8.211 25e-28	2.030 68	10.371 6	2.146 77e-04	5.429 51	4.366 34e-09
F_3	Min	4.266 54e-56	399.631	200.658	483.243	0.085 3	1.075 6e-11
	Ave	3.570 39e-51	1 268.03	374.109	632.152	18.186	1.235 02e-11
F_4	Min	3.863 92e-29	2.882 7	3.224 55	10.329 9	0.053 6	5.451 2e-09
	Ave	8.153 37e-28	11.951	6.868 81	11.923 1	0.315 861	6.151 83e-09
F_5	Min	5.856 07e-08	22.097 5	390.259	24.606 4	28.707	28.908 2
	Ave	17.223 6	281.215	1 085.96	38.337 1	230.865	28.951 6
F_6	Min	1.755 53e-10	2.579 39e-08	2.041 63	22.177 7	3.424 26e-10	6.171 36
	Ave	5.584 76e-07	2.026 96e-07	7.140 73	84.019 1	5.960 25	6.630 01
F_7	Min	9.143 05e-06	0.053 356 4	0.097 773 7	0.011 365 6	0.000 140 352	0.000 313 367
	Ave	7.204 72e-05	0.158 42	0.665 916	0.021 464 4	14.416 6	0.001 445 61
F_8	Min	0	0.000 416 28	0.191 398	177.25	0	9.219 29e-13
	Ave	0	0.021 054 8	0.381 103	180.326	0.171 564	5.196 15e-12
F_9	Min	0	15.919 3	59.445 7	9.949 59	0.153 806	0
	Ave	0	57.044 2	89.776	17.610 8	48.124 8	25.769 8
F_{10}	Min	8.881 78e-16	1.502 61	3.603 1	4.919 84e-09	8.881 78e-16	4.259 03e-09
	Ave	8.881 78e-16	2.542 53	4.921 34	8.313 18e-09	1.138 78	5.951 68e-09
F_{11}	Min	1.745 11e-10	2.352 95	1.761 28	1.705 8	0.135 558	0.220 822
	Ave	5.924 29e-08	6.815 82	4.874 72	2.763 85	0.391 664	0.497 873
F_{12}	Min	3.444 51e-10	0.044 872 5	1.455 02	0.005 371 3	0.281 615	1.888 36
	Ave	6.436 85e-08	19.081 4	19.962 1	3.016 02	0.833 04	2.311 67

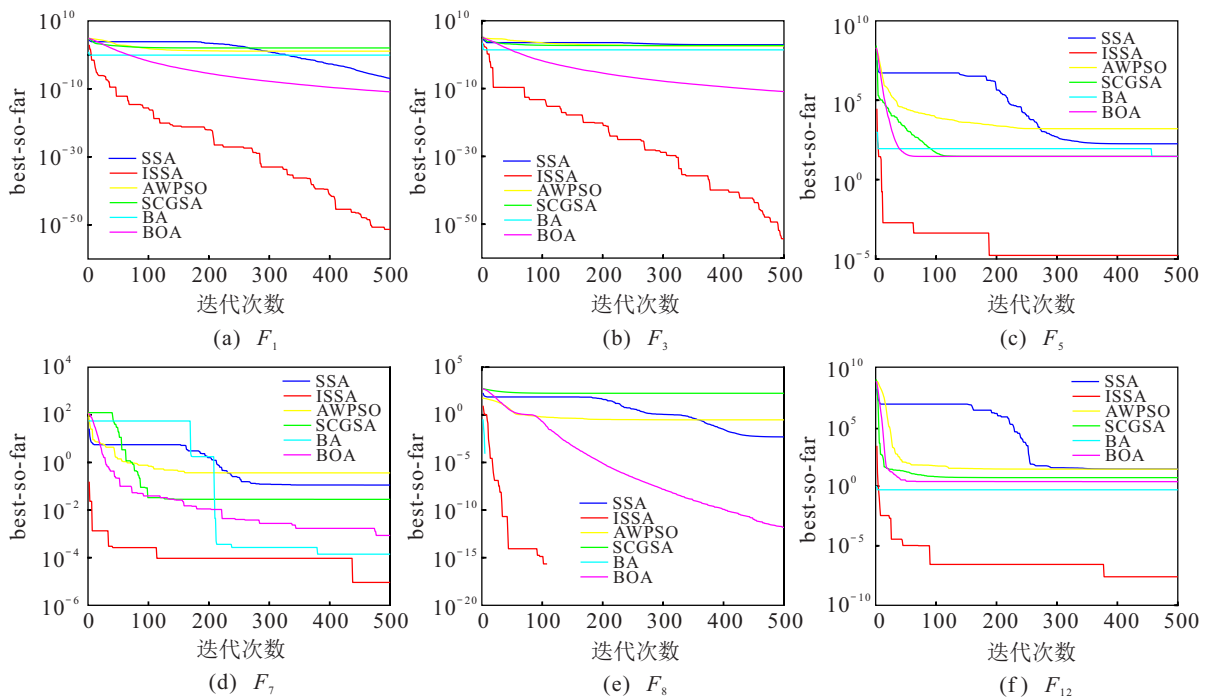


图4 算法收敛曲线

使算法在前期能够更快地开始朝着最优值收敛,且随着迭代次数的增加持续寻优;在大多数函数中,ISSA的收敛精度均能提升几十个数量级,表明引入的改进策略能有效提升算法的寻优性能以及跳出局部最优的能力.总体上看,ISSA的收敛曲线均位于另外几种算法收敛曲线的下方,表明ISSA在提高算法前期开

发能力的同时,保证了后期具有良好的探索能力.当迭代次数相同时,ISSA具有更高的收敛精度和收敛速度.

3.3 算法稳定性分析

为了分析ISSA在测试函数上的稳定性表现,图5给出了部分函数30次实验的数据分布情况.

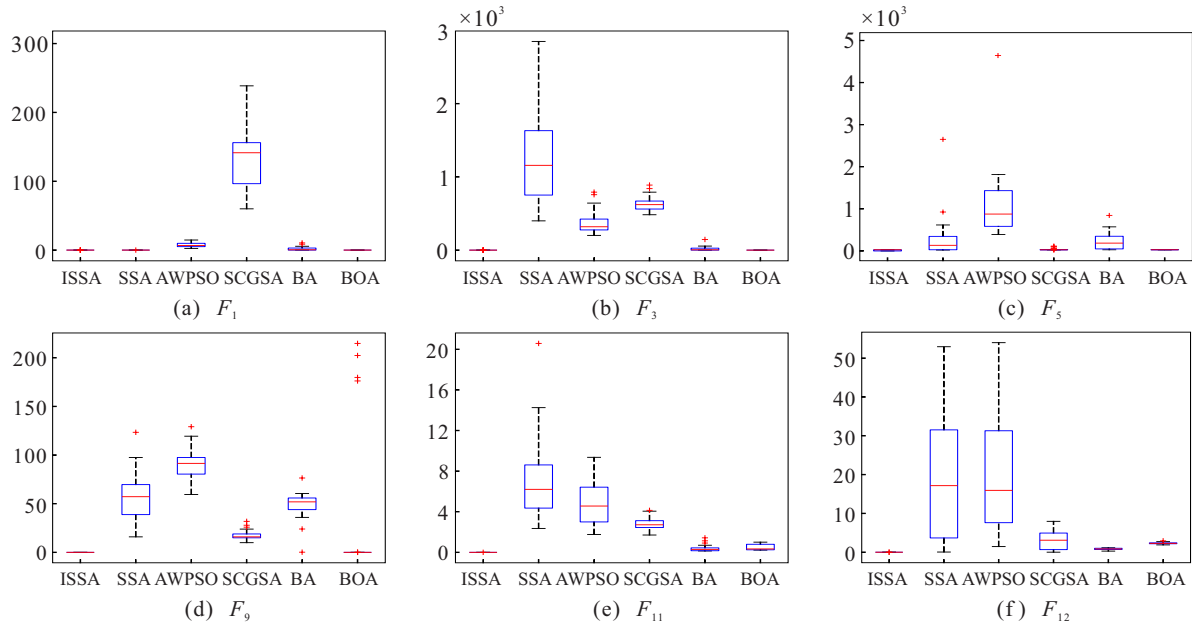


图5 算法箱线图

表2 Wilcoxon秩和检验结果

Function	ISSAvsSSA (<i>P</i> -value)	ISSAvsAWPSO (<i>P</i> -value)	ISSAvsSCGSA (<i>P</i> -value)	ISSAvsBA (<i>P</i> -value)	ISSAvsBOA (<i>P</i> -value)
F_1	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	3.9466e-04	3.0199e-11
F_2	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	0.0079	3.0199e-11
F_3	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	8.4808e-09	3.0199e-11
F_4	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	9.4598e-06	3.0199e-11
F_5	0.00128	3.0199e-11	0.6414	4.5043e-11	3.0199e-11
F_6	0.0733	3.0199e-11	3.0199e-11	1.2860e-06	3.0199e-11
F_7	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	1.2870e-09	3.0199e-11
F_8	1.2118e-12	1.2118e-12	1.2118e-12	1.9457e-09	1.2118e-12
F_9	1.2118e-12	1.2118e-12	1.2049e-12	4.5736e-12	4.7856e-08
F_{10}	1.2118e-12	1.2118e-12	1.2118e-12	6.2470e-10	1.2118e-12
F_{11}	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11
F_{12}	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11	3.0199e-11
+ / = / -	11/1/0	12/0/0	11/1/0	12/0/0	12/0/0

通过图5的箱线图可以看出:ISSA在大多数函数上没有出现异常值点,并且没有大幅波动,稳定性更好,且对比其他算法具有更高的收敛精度.

3.4 Wilcoxon秩和检验

为了判断ISSA的每次结果是否在统计学上显著地与其他算法不同,在显著性水平 $P = 5\%$ 、运

行30次的标准下,采用Wilcoxon秩和检验验证ISSA与其他元启发式算法的差异.当Wilcoxon检验所计算出的*P*值小于0.05时,认为两个算法具有统计学意义上的显著性差异,否则认为算法性能相近.符号“+”“-”“=”分别表示ISSA性能优于、劣于、相当于对比算法.结果如表2所示,在与AWPSO、BA、BOA

的对比中, P 值均小于 5%, 在与 SSA、SCGSA 的对比上, 均在 11 个函数上性能明显优于对比算法, 1 个函数上性能与对比算法相当. 总体上看, ISSA 与其他几种算法在统计学上具有显著性差异, 展现出更好的寻优性能.

3.5 MAE 指标排序

为了更直接更综合地评价 ISSA 在测试函数上的表现, 采用平均绝对误差 (MAE) 指标对 ISSA 以及其他几种优化算法进行评估和排序. MAE 的计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N_f} \sum_{i=1}^{N_f} |f_i - f_i^*|. \quad (21)$$

其中: N_f 为基准测试函数的个数, f_i 为算法计算出来的第 i 个函数的最优值的平均值, f_i^* 为第 i 个函数的理论最优值. 表 3 给出了 MAE 指标排序结果. 由表 3 可以看出: ISSA 的 MAE 值最小, 在各算法中排名第

1, 对比于其他几种优化算法具有明显优势, 验证了 ISSA 的有效性和优越性.

表 3 MAE 指标排序

算法	MAE	排名
ISSA	1.4353	1
SSA	134.4075	5
AWPSO	137.37534	6
SCGSA	92.3912	4
BA	27.2919	3
BOA	6.3469	2

3.6 改进策略有效性分析

为了验证本文所提出不同改进策略对算法的性能影响程度, 将只引入步长控制因子的 SSA 记为 SSA-1, 只引入改进透镜成像策略的 SSA 记为 SSA-2, 只引入自主追随机制的 SSA 记为 SSA-3, 在同样的 Sobol 序列初始化条件下, 在基准函数上进行仿真实验, 实验结果如表 4 所示.

表 4 不同改进策略测试结果

Function	Performance	ISSA	SSA	SSA-1	SSA-2	SSA-3
F_1	Min	2.634 05e-57	3.071 74e-08	3.209 73e-28	1.105 86e-32	6.046 32e-20
	Ave	8.713 5e-53	2.589 71e-07	3.593 87e-28	1.711 74e-32	2.446 03e-17
F_2	Min	1.246 4e-29	0.087 9794	7.302 28e-15	4.401 53e-17	2.583 76e-11
	Ave	8.211 25e-28	2.030 68	8.738 25e-15	5.671 5e-17	7.688 58e-10
F_3	Min	4.266 54e-56	399.631	4.074 95e-28	1.208 73e-32	4.961 34e-19
	Ave	3.570 39e-51	1 268.03	8.888 1e-28	6.093 03e-32	8.963 47e-14
F_4	Min	3.863 92e-29	2.882 7	6.000 72e-15	3.063 42e-17	1.514 64e-11
	Ave	8.153 37e-28	11.951	6.338 25e-15	4.872 23e-17	6.553 72e-10
F_5	Min	5.856 07e-08	22.097 5	28.864 2	28.866 3	8.665 05e-07
	Ave	17.223 6	281.215	28.921 6	28.933 2	17.164 9
F_6	Min	1.755 53e-10	2.579 39e-08	5.223 42	5.038 93	6.361 41e-10
	Ave	5.584 76e-07	2.026 96e-07	5.564 34	5.919 49	3.329 72e-08
F_7	Min	9.143 05e-06	0.053 356 4	3.336 48e-06	2.165 77e-06	1.058 56e-05
	Ave	7.204 72e-05	0.158 42	9.943 47e-05	6.223 61e-05	0.000 122 367
F_8	Min	0	0.000 416 28	0	0	0
	Ave	0	0.021 054 8	0	0	1.221 25e-16
F_9	Min	0	15.919 3	0	0	0
	Ave	0	57.044 2	0	0	0
F_{10}	Min	8.881 78e-16	1.502 61	4.440 89e-15	8.881 78e-16	8.818 72e-12
	Ave	8.881 78e-16	2.542 53	4.440 89e-15	8.881 78e-16	4.277 79e-10
F_{11}	Min	1.745 11e-10	2.352 95	0.317 511	0.523 348	1.975 04e-13
	Ave	5.924 29e-08	6.815 82	0.624 479	0.686 046	7.792 13e-09
F_{12}	Min	3.444 51e-10	0.044 872 5	2.387 15	2.898 09	8.062 04e-09
	Ave	6.436 85e-08	19.081 4	2.890 96	2.987 7	1.242 58e-06

由表4可以看出:对于大部分函数而言,步长控制因子和改进透镜成像策略的引入对于算法性能的提升更大一些,自主追随策略的效果稍次之,但相较于标准SSA,SSA-3的收敛精度也有较大幅度的提升.在函数 F_5 、 F_6 、 F_{11} 、 F_{12} 上,当SSA-1、SSA-2效果不明显时,SSA-3发挥作用,有效提升了算法性能.总体而言,融合了多种改进策略的ISSA,结合了不同策略的优点,对算法性能有大幅提升,收敛精度和稳定性都表现更好.

4 工程设计案例及分析

为了进一步验证ISSA在面对复杂实际问题时的有效性,本文选择两种经典的工程设计问题,对算法进行测试,并与其他算法做对比.

4.1 三杆桁架设计问题

以三杆桁架结构为研究对象,目标是在满足压力约束条件的情况下使桁架质量最小.由于桁架的杆1与杆3对称,该结构变量只取杆1和杆2的截面面积 A_1 、 A_2 ,记为 x_1 、 x_2 .数学模型如下:

$$\min f(x) = (2\sqrt{2}x_1 + x_2)l; \tag{22}$$

$$\text{s.t. } g_1(x) = \frac{\sqrt{2}x_1 + x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2}p - \sigma \leq 0, \tag{23}$$

$$g_2(x) = \frac{x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2}p - \sigma \leq 0, \tag{24}$$

$$g_3(x) = \frac{1}{x_1 + \sqrt{2}x_2}p - \sigma \leq 0. \tag{25}$$

其中: $l = 100 \text{ cm}$, $0 \leq x_i \leq 1$, $p = 2 \text{ kN/cm}^2$, $\sigma = 2 \text{ kN/cm}^2$.结果如表5所示,ISSA和SSA在求解该问题时,能取得比其他算法更好的结果.

表5 三杆桁架设计问题测试结果

算法	x_1	x_2	$f(x)$
ISSA	0.788 42	0.408 11	263.852 3
SSA	0.788 42	0.408 11	263.852 3
AWPSO	0.786 35	0.413 98	263.854 6
SCGSA	0.788 19	0.408 72	263.852 5
BOA	0.788 2	0.409 5	263.895 9

4.2 拉压弹簧设计问题

以拉压弹簧结构为研究对象,目标是在满足约束条件下使弹簧的质量最小.该结构的变量为:导线直径 d ,平均线圈直径 D ,有效线圈数量 N ,分别记为 x_1 、 x_2 、 x_3 .数学模型如下:

$$\min f(x) = (x_3 + 2)x_2x_1^2; \tag{26}$$

$$\text{s.t. } g_1(x) = 1 - \frac{x_2^3x_3}{71\,785x_1^4} \leq 0, \tag{27}$$

$$g_2(x) = \frac{4x_2^2 - x_1x_2}{12\,566(x_2x_1^3 - x_1^4)} + \frac{1}{5\,108x_1^2} - 1 \leq 0, \tag{28}$$

$$g_3(x) = 1 - \frac{140.45x_1}{x_2^3x_3} \leq 0, \tag{29}$$

$$g_4(x) = \frac{x_1 + x_2}{1.5} - 1 \leq 0. \tag{30}$$

其中: $0.05 \leq x_1 \leq 2$, $0.25 \leq x_2 \leq 1.3$, $2 \leq x_3 \leq 15$.结果如表6所示,ISSA对拉压弹簧设计问题的优化效果优于其他对比算法.

表6 拉压弹簧设计问题测试结果

算法	x_1	x_2	x_3	$f(x)$
ISSA	0.050 6	0.330 1	13.033 1	0.012 68
SSA	0.05	0.317 3	14.049 8	0.0127 3
AWPSO	0.05	0.314	14.486 9	0.0129 4
SCGSA	0.05	0.313 7	14.545 8	0.012 7
BOA	0.083 5	1.184	5.09	0.012 9

综上所述,本文所提出的ISSA在解决实际工程问题中能取得比其他算法更好的结果,验证了改进算法在面对复杂工程问题时是有效可行的.

5 结论

本文提出了一种基于混合策略改进的樽海鞘群算法(ISSA).采用Sobol序列对樽海鞘种群进行初始化,增强了算法初始种群的多样性和遍历性;在领导者位置更新阶段引入了步长控制因子,有效平衡了算法的开采和勘探能力;采用改进的透镜成像策略对领导者位置进行映射,得到其反向解,有效避免了算法陷入局部最优;将追随者位置更新方式改为自主追随机制,改善了追随者的盲从性,进一步提升了算法的收敛精度.在12个测试函数上进行仿真实验,采用Wilcoxon秩和检验对算法显著性水平进行验证,并用MAE指标对算法性能进行评估.实验结果表明,本文提出的改进算法有效提高了算法的寻优性能和稳定性.最后,通过两个带约束的工程设计案例,验证了ISSA用于复杂的工程优化问题求解的有效性.

参考文献(References)

[1] Liu W B, Wang Z D, Yuan Y, et al. A novel sigmoid-function-based adaptive weighted particle swarm optimizer[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(2): 1085-1093.

[2] Arora S, Singh S. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23(3): 715-734.

[3] Yang X S, Gandomi A H. Bat algorithm: A novel

- approach for global engineering optimization[J/OL]. 2012, arXiv: 1211.6663.
- [4] Mirjalili S, Gandomi A H, Mirjalili S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114: 163-191.
- [5] 李志杰, 王力, 张习恒. 改进樽海鞘群优化 K -means 算法的图像分割[J]. *包装工程*, 2022, 43(9): 207-216.
(Li Z J, Wang L, Zhang X H. Improved salp swarm optimization K -means algorithm for image segmentation[J]. *Packaging Engineering*, 2022, 43(9): 207-216.)
- [6] Ali Ibrahim R, Ewees A A, Oliva D, et al. Improved salp swarm algorithm based on particle swarm optimization for feature selection[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(8): 3155-3169.
- [7] Rizk-Allah R M, Hassanien A E, Elhoseny M, et al. A new binary salp swarm algorithm: Development and application for optimization tasks[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(5): 1641-1663.
- [8] Ren H, Li J, Chen H L, et al. Adaptive levy-assisted salp swarm algorithm: Analysis and optimization case studies[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2021, 181: 380-409.
- [9] 张志强, 鲁晓锋, 隋连升, 等. 集成随机惯性权重和差分变异操作的樽海鞘群算法[J]. *计算机科学*, 2020, 47(8): 297-301.
(Zhang Z Q, Lu X F, Sui L S, et al. Salp swarm algorithm with random inertia weight and differential mutation operator[J]. *Computer Science*, 2020, 47(8): 297-301.)
- [10] 张达敏, 陈忠云, 辛梓芸, 等. 基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2112-2120.
(Zhang D M, Chen Z Y, Xin Z Y, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(9): 2112-2120.)
- [11] 张铸, 张仕杰, 饶盛华, 等. 基于自适应正态云模型的引力樽海鞘群算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 344-352.
(Zhang Z, Zhang S J, Rao S H, et al. Gravity salp swarm algorithm based on adaptive normal cloud model[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(2): 344-352.)
- [12] Junaid M, Bangyal W H, Ahmad J. A novel bat algorithm using sobol sequence for the initialization of population[C]. 2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference. Bahawalpur, 2021: 1-6.
- [13] 徐航, 张达敏, 王依柔, 等. 混合策略改进鲸鱼优化算法[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(12): 3397-3404.
(Xu H, Zhang D M, Wang Y R, et al. Hybrid strategy to improve whale optimization algorithm[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(12): 3397-3404.)
- [14] Zhao W G, Zhang Z X, Wang L Y. Manta ray foraging optimization: An effective bio-inspired optimizer for engineering applications[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 87: 103300.
- [15] 刘景森, 袁蒙蒙, 左方. 面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2152-2160.
(Liu J S, Yuan M M, Zuo F. Global search-oriented adaptive leader salp swarm algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(9): 2152-2160.)
- [16] Jiang J H, Jiang R, Meng X Q, et al. SCGSA: A sine chaotic gravitational search algorithm for continuous optimization problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 144: 113118.

作者简介

梁成龙(1998—), 男, 硕士生, 从事智能优化算法的改进与应用的研究, E-mail: 273002694@qq.com;

陈志环(1989—), 男, 副教授, 硕士生导师, 从事智能优化算法、复杂系统的观测器和控制器设计等研究, E-mail: czh@wust.edu.cn.